可移动式苹果内部品质果园产地分级系统

李　阳[1,2]，彭彦昆[1,2*]，吕德才[1,2]，李永玉[1,2]，刘　乐[1,2]，朱宇杰[1,2]

（1. 中国农业大学 工学院，北京 100083；2. 国家农产品加工技术装备研发分中心，北京 100083）

摘　要：为满足苹果内部品质产地检测分级需求，本研究研发出检测模块和分级模块，构成可移动式苹果内部品质果园产地分级系统。在此系统的基础上，以苹果糖度和霉心病为代表品质指标，提出一种基于乘法效应消除（Multiplicative Effect Elimination，MEE）的光谱校正方法，用于消除苹果物理属性差异导致的有效光程变化对光谱的影响。利用该系统获取苹果600～900 nm漫透射光谱数据，分别采用多元散射校正（Multiple Scattering Correction，MSC）、标准正态变量变换（Standard Normal Variate Transform，SNV）和MEE算法对苹果光谱预处理后，建立糖度偏最小二乘回归（Partial Least Squares Regression， PLSR）预测模型和霉心病偏最小二乘判别（Partial Least Squares - Discriminant Analysis，PLS-DA）模型。结果表明，MEE算法相比于MSC和SNV算法建模结果更好，糖度预测模型的校正集相关系数（Rc）、校正集均方根误差（Root Mean Square Error of Calibration，RMSEC）、预测集相关系数（Rp）和预测集均方根误差（Root Mean Square Error of Prediction，RMSEP）分别为0.959、0.430%、0.929和0.592%；霉心病判别模型的校正集敏感性、校正集特异性、校正集准确率、预测集敏感性、预测集特异性和预测集准确率分别为98.33%、96.67%、97.50%、100.00%、90.00%和95.00%。将建立的最佳预测模型导入分级系统进行试验，结果表明该系统的分级准确率为90.00%，分级速度约3个/s。该系统具有成本低、结构简单、移动方便等优点，可以满足苹果内部品质果园产地检测分级需求。

关键词：苹果；内部品质；可见/近红外光谱；光谱校正；无损检测；分级

中图分类号：TS251.7;S237　　　**文献标志码：**A　　　**文章编号：**SA202206012

引用格式:李阳, 彭彦昆, 吕德才, 李永玉, 刘乐, 朱宇杰. 可移动式苹果内部品质果园产地分级系统[J]. 智慧农业(中英文), 2022, 4(3): 132-142.

LI Yang, PENG Yankun, LYU Decai, LI Yongyu, LIU Le, ZHU Yujie. Development of mobile orchard local grading system of apple internal quality[J]. Smart Agriculture, 2022, 4(3): 132-142. (in Chinese with English abstract)

1　引　言

中国是苹果生产和消费大国，苹果种植面积和消费量居世界前列[1]。随着生活水平的提高，消费者对于苹果内部品质的关注度越来越高，其中糖度与苹果的风味密切相关，是主要的内部品质属性[2]。苹果霉心病是影响苹果食用品质的主要病害，感染霉心病的苹果一般不能食用，因此在销售苹果前需要剔除病果[3,4]。通过糖度和霉心病检测对苹果品质进行分级，是提高苹果附加值、保障居民身体健康、满足消费者需求和提高市场竞争力的有效手段[5]。

传统理化试验方法检测苹果内部品质存在检测时间长、破坏性等缺点[6]。可见/近红外（Vis-

收稿日期：2022-06-28

基金项目：国家重点研发计划（2021YFD1600101-06）；中国农业大学2115人才工程项目资助

作者简介：李 阳（1991—），男，博士研究生，研究方向为农畜产品无损检测技术。E-mail：158782989@qq.com

*通信作者：彭彦昆（1960—），男，博士，教授，研究方向为农畜产品无损检测技术。E-mail：ypeng@cau.edu.cn

ible/near-infrared，VIS/NIR）光谱检测技术具有准确、快速、非破坏性等优点，发展十分迅速[7,8]。许多研究者和企业已经基于该技术研发出苹果内部品质检测分级装置[9-11]。但是目前的检测分级装置结构复杂、体积大、成本高、移动不便，一般适用苹果采收后的流水线生产环节，不能满足果园产地复杂环境下苹果实时检测分级需求[12]。

苹果果园产地检测分级是整个苹果产业链的重要一环[13]。一方面，可以从源头把控苹果品质，剔除霉心病苹果可以减少病害苹果在储藏、运输环节交叉感染，减少经济损失[14]；另一方面，果园产地苹果自动化、智能化检测分级可以满足小型农户对苹果分级需求，大幅降低人工和运输成本，缩短贮藏期，提高经济效益。果园产地现场环境复杂，作业区域狭窄，研发结构简单、体积小、重量轻、成本低的可移动式苹果内部品质检测分级系统，对于提高中国果园产地农业机械化、智能化水平具有重要意义。

对于苹果内部品质检测分级系统来说，开发有效且稳定的预测模型十分必要。在线检测分级时，苹果的物理属性差异（大小、形态等）导致光在苹果中的有效光程发生变化，造成物理属性不同，但成分含量相同的苹果光谱出现不同程度的“缩放”，引起乘法散射效应，会掩盖苹果化学成分含量变化所造成的光谱差异，降低苹果内部品质检测精度[15-17]。有研究者采用预处理算法如（Multiple Scattering Correction， MSC）和标准正态变换（Standard Normal Variate Transform，SNV）等对光谱进行预处理，可以在一定程度上消除样本物理属性差异对光谱影响[18]。也有研究者尝试构建全局模型，将不同物理属性的样本混合建模，以消除其对光谱的影响，但是此方法需要大量的样本[19]。因此，研究一种适用于苹果的光谱校正方法，提高苹果内部品质在线检测精度具有重要的意义和价值。

综上所述，本研究针对果园产地苹果品质检测分级需求，为降低因苹果不规则形态所产生的检测误差，提高检测分级准确率，研发出苹果内部品质检测模块和分级模块，构成可移动式苹果内部品质果园产地分级系统，以实现在果园产地复杂环境下对苹果糖度和霉心病检测和分级。关于预测模型的改进，提出一种基于乘法效应消除（Multiplicative Effect Elimination，MEE）的光谱校正方法，用于消除苹果物理属性差异所造成的光谱乘法效应，以提高苹果内部品质检测精度。通过对采用不同算法建立苹果糖度和霉心病预测模型进行对比分析，寻求最优预测模型，并将最优预测模型导入系统，进行分级试验，验证系统和校正方法的有效性。

2 系统设计

2.1 总体结构组成

系统采用模块化设计，主要由内部品质检测模块、分级模块和控制系统组成，具有体积小、移动方便等特点，能够满足果园产地现场检测分级需求。检测和分级模块之间通过连接通道过渡。整体结构组成如图1所示。

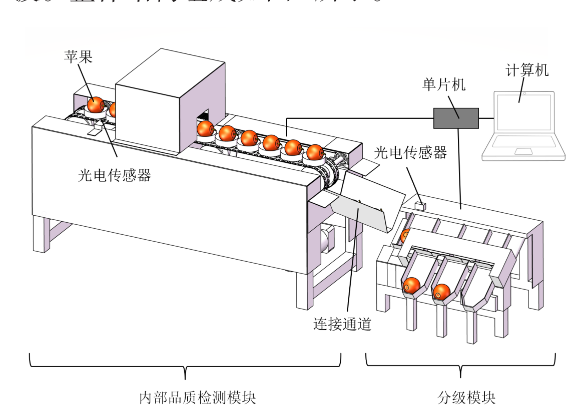


图1 苹果内部品质分级系统结构组成

Fig. 1 Components of the apple internal quality grading system

系统技术参数如表1所示。分级系统工作流程为：运行设备，将苹果以果梗—花萼轴向与输送方向水平放置在果托上。苹果到达检测位置时，检测模块光电传感器检测到位信息，触发光谱仪采集光谱信息。将光谱信息代入构建的预测模型，得出检测结果并定级。将等级信息发送至

表 1 苹果内部品质分级系统技术参数表

Table 1 Apple internal quality grading system technical parameters table

名称	参数
整体尺寸（长 mm×宽 mm×高 mm）	2000×480×800
光源总功率/W	200
分级速度/(个·s^{-1})	约 3
分级准确率/%	90
等级信息	特级、一级、二级

分级单片机内存中并保存。分级模块光电传感器检测到苹果到达指定位置时，顺序读取分级单片机内存中等级信息。测速光电传感器获取传送带速度。根据获取的速度和分级模块光电传感器到对应等级通道距离，计算分级动作执行延时时间。延时相应的时间后，苹果从分级模块光电传感器位置运动到对应等级通道位置，执行机构执行分级动作，将不同等级的苹果卸载入对应分级通道中，完成分级。系统工作流程如图 2 所示。

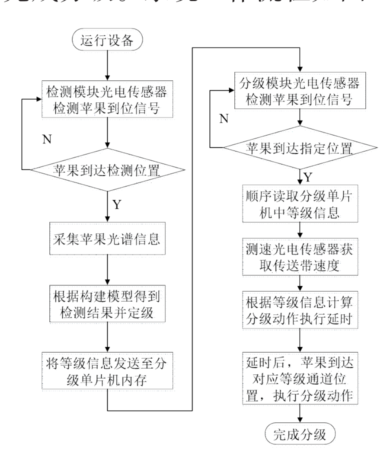


图 2 苹果内部品质分级系统工作流程图

Fig. 2 Apple internal quality grading system workflow diagram

2.2 内部品质检测模块设计

为实现苹果糖度和霉心病无损在线检测，基于可见/近红外光谱技术研发出苹果内部品质检测模块。由于漫透射光谱可以反映整个苹果的品质信息，且有利于苹果霉心病检测，因此模块采用漫透射方式采集苹果光谱信息。模块主体结构包括暗箱、果托、传送链和机架等，如图 3 所示。暗箱内部安装有光谱采集结构，以避免环境光的干扰；果托用来输送苹果，使其能够稳定到达光谱采集位置；传送链由电机驱动，其上安装果托。

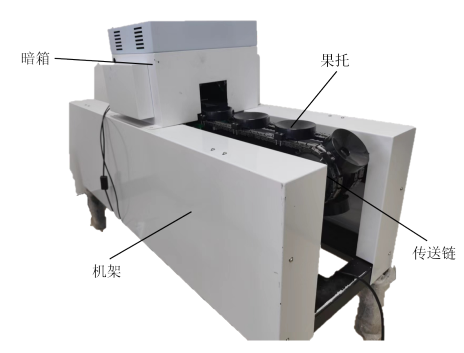


图 3 苹果内部品质检测模块主体结构

Fig. 3 Composition of apple internal quality inspection module

光谱采集系统包括四个对称布置的 50 W 卤钨灯杯（飞利浦 MR16）、卤钨灯电源、光谱仪（Ocean Optics USB2000+）和光纤等，如图 4 所示。光源从苹果上方照射，由果托下方的光纤采集光谱信息。

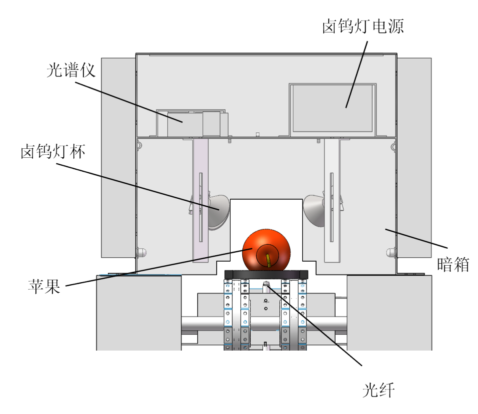


图 4 苹果光谱采集系统

Fig. 4 Apple spectral acquisition system

2.3 分级模块设计

为了在品质检测后实现分级功能，设计基于单片机和多传感器的品质分级模块。该模块由分级通道、倾斜传送带、分级闸门、旋转电磁铁、光电传感器和控制盒等组成，如图 5 所示。

分级通道包括特级、一级和二级三个等级。分级通道宽度为 120 mm，内部包裹防撞海绵，能够确保苹果顺利通过的同时减少磕碰损伤。通

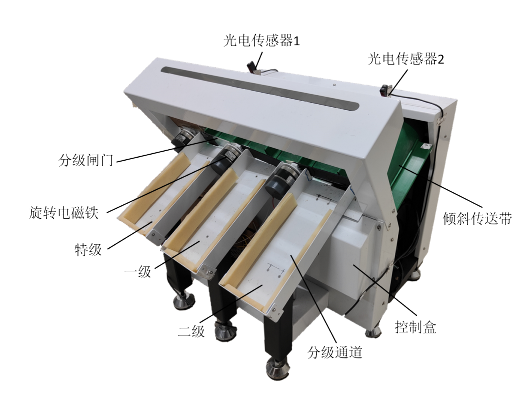


图5 苹果内部品质分级模块结构图

Fig. 5 Structure diagram of apple internal quality grading module

道下端能够打开，可连接输送带或料斗。倾斜传送带由电机驱动，传送带表面和水平面呈35°夹角，使苹果能够在重力的作用下滑入分级通道中；分级闸门和旋转电磁铁等组成分级执行机构，如图6所示。当苹果到达指定等级位置时，分级闸门在旋转电磁铁的带动下，沿红色箭头旋转90°打开，使苹果落入分级通道，随后关闭。从接到信号到闸门完全打开耗时0.01 s，打开后维持0.3 s使苹果顺利通过，之后在0.01 s之内关闭闸门，整个分级动作耗时0.32 s。图5光电传感器1检测苹果位置信息；光电传感器2测量倾斜传送带速度；控制盒内安装有单片机、电源和旋转电磁铁驱动板。

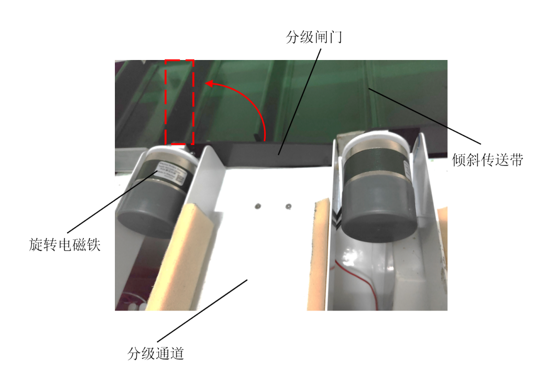


图6 苹果内部品质分级执行机构

Fig. 6 Actuator chart of apple internal quality grading

2.4 控制系统设计

该系统的上位机软件基于MFC Windows开发，软件界面如图7所示。下位机程序基于Arduino IDE开发。硬件包括单片机（Arduino UNO）、光电传感器和分级执行机构等。控制系统可实现启动/关闭串口、打开/关闭设备、设置积分时间、采集参考、检测到位信号、控制光谱仪采集光谱、根据内置模型处理光谱数据、显示品质和等级信息、将等级信息传输至分级模块单片机和控制分级动作等功能。

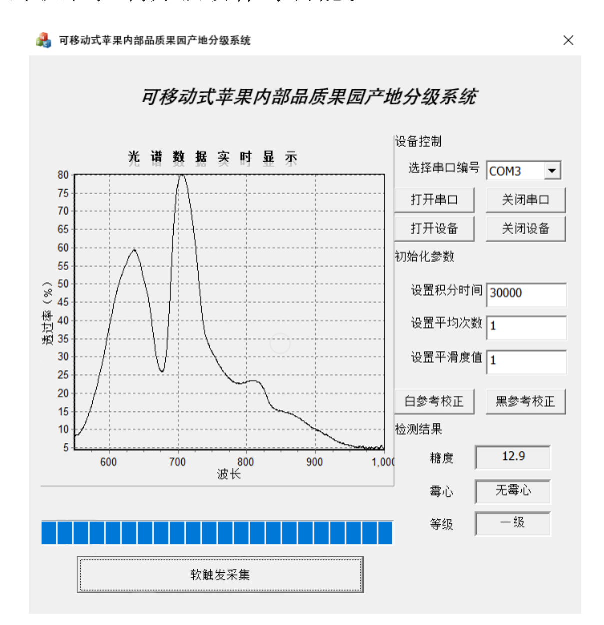


图7 苹果内部品质分级系统软件界面

Fig. 7 Software interface of apple internal quality grading system

3 试验材料与方法

3.1 试验材料

为构建苹果糖度和霉心病预测模型，采用产自山东栖霞市的栖霞红富士苹果作为研究样本。选取无机械损伤和外部缺陷的苹果共计300个，其中100个用于苹果糖度模型的建立与验证，160个用于苹果霉心病模型的建立与验证，剩余40个用于分级系统验证试验。购买后运往实验室，放置在4 ℃下保存。光谱采集前，将苹果放置在室温下（20 ℃）24 h，以减少温度变化对光谱采集的影响。通过向苹果内部注入霉菌来模拟霉心病情况。霉菌来源于发霉果肉，使用均质机

制成果泥后，按照1:1的比例加入蒸馏水，以2500 r/min的速度离心10 min后，使用注射器提取上清液1 ml，从苹果花萼注入果核内[20]。注入霉菌后，在室温（20 ℃）下培养3天后，采集苹果的光谱信息。在进行建模前，需要将样本分为校正集和预测集。建立糖度和霉心病预测模型时，采用随机分组法，按照3:1的比例将样本分成校正集和预测集。

3.2 光谱采集

光谱采集前，需将光源预热30 min，使系统达到稳定状态。设置积分时间30 ms，开启传送带，将苹果以果梗—花萼轴向与输送方向水平放置在果托上，当苹果到达光谱采集位置，自动采集苹果光谱信息。为了消除光谱噪声影响，选取600～900 nm范围内的光谱进行分析。采集光谱后使用MATLAB（R2016a，The MathWorks，Natick，MA，USA）进行数据分析。

3.3 苹果糖度标准值测定和霉心病判别

糖度测定依据农业行业标准NY/T 2637-2014的规定，利用折光仪（PAL-1，ATAGO Co. Ltd.，Tokyo，Japan）结合破坏性方法测定苹果的糖度。采集光谱后，使用手持式榨汁器榨出整个苹果的果汁放入烧杯，搅拌均匀后，使用胶头滴管将果汁滴入折光仪测定苹果糖度。每个样本采集三次取平均值，作为该样本的糖度值。将苹果沿果梗—花萼竖直方向切开，观察内部霉心情况，判断是否是霉心病苹果。

3.4 光谱校正方法

对于苹果内包含J个化学组分的复杂非均混合物体，样本的物理属性差异会导致光在样本中的有效光程发生变化，故样本i的光谱可以采用乘法效应模型来表示，如公式（1）所示[21]。

$$X_i = \mathrm{p_i}\sum_{j=1}^{J} c_{i,j} s_j \tag{1}$$

其中，X_i表示第i个样本原始光谱，$i = 1$，2，……，I；s_j表示混合物中第j个化学组分的光谱，$j = 1$，2，……，J；$c_{i,j}$表示第i个混合物中第j个化学组分的浓度；参数$\mathrm{p_i}$为乘法系数，表示样本物理性质变化导致的有效光程变化对第i个混合物样本的光谱产生的乘法效应；I为样本数量，个。

由公式（1）可知，消除光谱中的乘法系数，可以减少光谱受到乘法散射效应的影响。假设每个样本光谱中乘法系数与该样本光谱中某个波长点处的光谱数据密切相关，则乘法效应消除（Multiplicative Effect Elimination，MEE）算法校正如公式（2）所示。

$$Xcor_i = \frac{X_i}{x_\gamma} \tag{2}$$

其中，$Xcor_i$为校正后样本i的光谱；x_γ为原始光谱中与乘法系数密切相关的波长点γ处光谱数据。对一批样本的光谱进行校正时，x_γ为同一波长点下的光谱数据。

由于乘法效应的影响，导致一批样本原始光谱波动较大。当消除物理属性差异影响导致的乘法效应后，光谱波动降低，且与化学成分含量相关性进一步提高，有利于构建更加稳健的预测模型。为了找出最佳x_γ，结合最小二乘法平方损失函数的物理意义，设置损失函数。光谱校正后，计算损失值e，当e最小时，表明校正后的光谱波动最小，此时的波长点为最佳x_γ。损失函数如公式（3）和公式（4）所示。

$$e_i = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}(xc_{i,n} - \overline{xc_n})^2 \tag{3}$$

$$e = \frac{1}{I}\sum_{i=1}^{I} e_i \tag{4}$$

其中，N为波长点数量，个；e_i为样本i的损失值；e为校正后所有样本光谱的整体损失值；$xc_{i,n}$为光谱校正后样本i的第n个波长点处的光谱数据；$\overline{xc_n}$为校正后所有样本平均光谱第n个波长点处的光谱数据。

综上所述，光谱校正过程为：首先获取样本的原始光谱；然后依次将不同波长点作为x_γ代入公式（2）计算校正后光谱，并通过公式（3）和公式（4）计算校正后e；最后根据e最小原则，

选取最佳x_y，完成光谱校正。

3.5 数据预处理

常见的数据预处理方法，如MSC和SNV也可以校正由物理属性差异引起的光谱散射效应[22]。因此，本研究分别采用MSC、SNV和MEE算法对原始光谱进行预处理，建立苹果糖度和霉心病预测模型，根据建模效果选取最优的预处理算法。

3.6 建模及评价方法

本研究采用偏最小二乘回归（Partial Least Squares Regression，PLSR）方法建立苹果糖度预测模型。PLSR作为一种多变量回归分析方法，可对光谱数据进行降维和综合筛选，并对两组变量间的相关性进行分析等，具有较高建模稳定性[23]。通过蒙特卡洛交叉验证结果选择PLSR模型的潜变量个数（Latent Variables，LVs）。根据校正集相关系数（R_c）、预测集相关系数（R_p）、校正集均方根误差（Root Mean Square Error of Calibration，RMSEC）、预测集均方根误差（Root Mean Square Error of Prediction，RMSEP）来评价模型的性能。一般来说，具有较高的相关系数（R）和较低的均方根误差（Root Mean Square Error，RMSE）模型性能越好。

采用偏最小二乘法判别分析（Partial Least Squares Discriminant Analysis，PLS-DA）方法来进行苹果霉心病的判别分析。因为PLS-DA是基于线性的回归模型，需要设置一个阈值来进行苹果霉心病的分类判别[24]。本试验将健康的苹果类别变量设置为1，有霉心病苹果的类别变量设置为0，阈值设置为0.42，当预测值小于阈值时，判断为有霉心病，当预测值大于阈值时，判断为健康。LVs依据蒙特卡洛交叉验证均方误差（Root Mean Square Error of Cross Validation，RMSECV）最小原则选取。以霉心病为阳性，健康为阴性，计算敏感性、特异性和准确率来判断建模效果。

3.7 苹果分级标准

对苹果内部品质检测后，需要根据内部品质对苹果进行定级，并根据等级将苹果卸载入对应等级的分级通道。根据国家标准GB/T 10651-2008、农业行业标准NY/T 2316-2013和北京市地方标准DB11/T 599-2016的规定，结合该品种苹果糖度和霉心病情况，将苹果划分为三个等级（表2）。

表2 苹果分级标准

Table 2 Apple grading standards

等级	糖度/%	霉心病
特级	> 13.7	无
一级	≤13.7	无
二级	/	有

4 结果与讨论

4.1 苹果光谱分析

采用3.2中光谱采集方法，采集苹果的动态原始光谱，结果如图8所示。图8中光谱曲线趋势和波峰波谷位置较为相似，峰值主要与O—H和C—H键的伸缩振动有关，这与苹果糖度等一些内部成分有关[25]。650 nm附近的波峰与苹果果皮的色素含量有关，700 nm附近的波峰主要与C—H和O—H键的倍频伸缩振动有关，800 nm附近的波峰主要与C—H键的二级倍频吸收有关[26, 27]。健康和霉心苹果平均光谱如图9所示。从图9中可以看出，在600～900 nm光谱范围内，健康苹果和霉心病苹果光谱整体趋势相似，波峰和波谷位置也具有一致性，但是光谱整体强度差异显著。其中在波长720 nm附近的光谱强度差异最大，900 nm波长附近的光谱强度差异最小，在600～760 nm可见光范围内光谱强度差异明显高于760～900 nm近红外光谱范围，且健康苹果整体光谱强度高于霉心病苹果。这是因为感染霉心病的苹果从心室开始向外腐烂，病害区域呈发黑现象，对光吸收能力较强，导致透过霉心病苹果的光谱强度低于健康苹果的光谱强度[28]。从

直观分析可知，健康和霉心病苹果的光谱存在肉眼可见的强度差异，这种差异可以为通过光谱信息判断苹果霉心病情况提供基础支持。

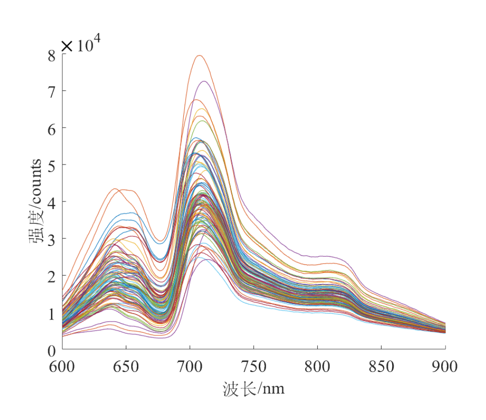


图8　苹果原始光谱

Fig. 8 Apple raw spectrum

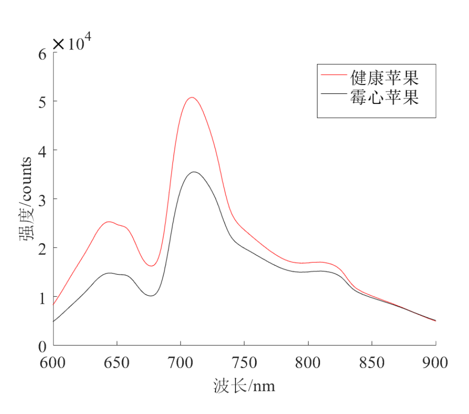


图9　健康和霉心病苹果平均光谱

Fig. 9 Average spectrum of healthy and moldy core apples

4.2 样本标准值统计结果

采用3.3中苹果糖度检测方法，检测100个苹果的糖度数据（表3）。从表3中可以看出，校正集75个苹果，糖度范围为8.00%～14.30%，均值为10.98%，标准差为1.58%。预测集25个苹果，糖度范围为8.40%～14.00%，均值为11.50%，标准差为1.45%。校正集和预测集样本的糖度值分布较为相似，校正集包含了预测集的糖度范围，且样本集的糖度覆盖范围较大。因此，校正集和预测集划分是合理的，有利于构建更为稳健的预测模型。表4为苹果霉心病统计结果。

表3　苹果样本糖度统计结果

Table 3 Statistical results of apple sugar contents

样本集	样本数量/个	最大值/%	最小值/%	均值/%	标准差/%
全部	100	14.30	8.00	11.11	1.56
校正集	75	14.30	8.00	10.98	1.58
预测集	25	14.00	8.40	11.50	1.45

表4　苹果样本霉心病统计结果

Table 4 Statistical results of apple moldy core

样本集	样本数量/个	健康数量/个	霉心数量/个
全部	160	80	80
校正集	120	60	60
预测集	40	20	20

4.3 苹果糖度建模结果对比分析

为了消除原始光谱中的无关信息和噪声，提升模型的预测性能，采用SNV、MSC和MEE等不同预处理算法建立苹果糖度PLSR预测模型。表5为不同预处理算法的苹果糖度PLSR建模结果。

表5　采用不同预处理算法的苹果糖度PLSR建模结果

Table 5 Results of PLSR modelling of apple sugar content using different pre-processing algorithms

预处理算法	LVs	校正集		预测集	
		R_c	RMESC/%	R_p	RMSEP/%
无	12	0.944	0.504	0.912	0.854
SNV	12	0.962	0.413	0.917	0.641
MSC	12	0.958	0.437	0.927	0.601
MEE	12	0.959	0.430	0.929	0.592

从表5中可以看出，原始光谱的糖度建模效果相对较差，可能是原始光谱受到杂散光、噪声、基线漂移和物理属性差异等因素的影响，导致模型预测性能降低。在原始光谱的基础上，采用SNV、MSC和本研究提出的MEE算法对光谱进行预处理后，糖度建模效果均有所提升，说明三种算法都能在一定程度上改善光谱质量，提高苹果糖度预测模型的性能。其中MEE算法预处理后的建模效果最好，R_c、RMSEC、R_p和RMSEP分别为0.959、0.430%、0.929和0.592%。说明MEE算法的光谱校正效果优于MSC和SNV算

法。MSC算法假设样本光谱与一组样本平均光谱存在近似线性关系，将每个样本光谱与平均光谱进行一元线性回归，得出每个样本光谱和平均光谱之间的乘法和加法系数，将样本光谱减去加法系数后除以乘法系数，从而实现光谱校正[29]。SNV算法是针对一条光谱进行预处理的算法，通过将样本光谱减去此样本的平均光谱后除以此样本光谱的标准差，实现光谱校正[30]。以上两种算法存在一定的相似性，都是通过消除乘法系数和加法系数实现光谱校正。

本研究提出的MEE算法，仅通过消除乘法系数实现光谱校正，且建模结果优于MSC和SNV算法。可能是消除乘法系数更加适用于苹果光谱校正，并且苹果光谱受到物理属性差异所造成的乘法散射效应的影响最大。苹果糖度MEE-PLSR模型预测结果散点图如图10所示。图10中横坐标为糖度真实值，纵坐标为糖度预测值。从图中看出，校正集和预测集的数据点基本聚集在拟合线附近，且分布较为均匀。说明该模型对苹果糖度具有较好的预测能力。

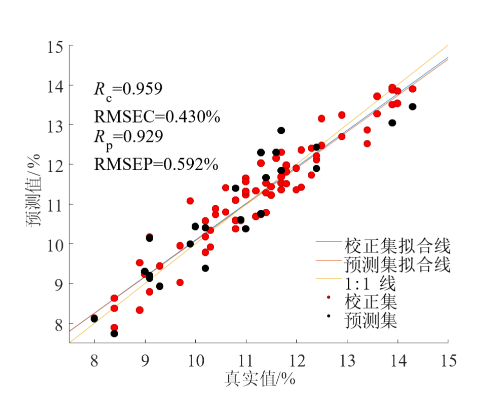


图10　MEE-PLSR苹果糖度预测结果

Fig.10 Predicted results of apple sugar content by MEE-PLSR model

4.4 霉心病建模结果对比分析

为提高苹果霉心病预测性能，采用MEE等不同预处理算法建立苹果霉心病PLS-DA判别模型。表6为不同预处理算法的苹果霉心病PLS-DA建模结果。

表6　苹果霉心病PLS-DA建模结果

Table 6 PLS-DA modeling results of apple moldy core

预处理算法	LVs	校正集			预测集		
		敏感性/%	特异性/%	准确率/%	敏感性/%	特异性/%	准确率/%
无	6	90.00	95.00	92.50	88.33	95.00	87.50
SNV	6	93.33	91.67	92.50	90.00	85.00	87.50
MSC	6	90.00	96.67	93.33	95.00	85.00	90.00
MEE	6	98.33	96.67	97.50	100.00	90.00	95.00

从表6中可以看出，原始光谱建模效果较差，预测集的判别准确率为87.50%，有5个苹果发生误判；SNV预处理后建模效果与原始光谱相同，预测集的判别准确率为87.50%，有5个苹果发生误判；MSC预处理后建模效果相较于原始光谱有所提升，预测集的判别准确率为90.00%，有4个发生误判；MEE预处理后建模效果最好，预测集的判别准确率为95.00%，仅有2个苹果发生误判。产生误判的原因可能是采用漫透射方式采集光谱信息，苹果物理属性如大小差异造成的光谱变化，会影响苹果霉心病判别模型精度[31]。相较于原始光谱和SNV算法，MSC和MEE算法都能够在一定程度上消除物理属性差异对光谱的影响，提升建模效果。其中MEE算法相比于MSC算法建模效果最好。MEE算法不仅能够提升苹果糖度模型预测性能，也能够提高苹果霉心病的预测性能。说明预处理算法能够消除物理属性差异导致的光谱差异，提高苹果霉心病判别模型精度；消除物理属性差异所造成的乘法散射效应，可以整体提高苹果内部品质预测模型精度。苹果霉心病MEE-PLS-DA模型预测集预测结果散点图如图11所示，红色横线代表分类阈值，其数值为0.42。从图11中可以看出，20个霉心病苹果的预测值都小于0.42，全部判断正确；20个健康苹果中有2个预测值小于0.42，发生误判。共计40个苹果，有2个误判，整体判断准确率为95%。

4.5 系统分级性能验证

为验证系统的分级性能，将构建的糖度

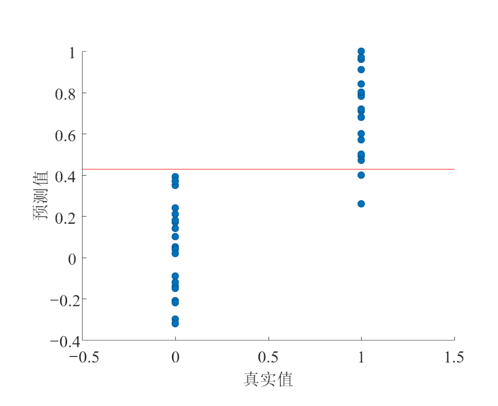


图 11 MEE-PLS-DA 模型苹果霉心病预测结果

Fig. 11 Predicted results of apple moldy core by MEE-PLS-DA model

MEE-PLSR 和霉心病 MEE-PLS-DA 模型导入系统中，选取 40 个苹果对设备进行分级验证，其中 5 个为培养的霉心病苹果。使用系统分级后，通过人工方法检测苹果糖度和霉心，并根据制定的分级标准进行分级，以获取苹果的真实等级信息。分级结果如表 7 所示，可以看出，特级苹果总体数量较少，分级准确率为 100%；一级苹果数量较多，分级准确率为 90.63%；二级苹果有 1 个判别错误，分级准确率为 80.00%。试验结果表明，该系统的总体分级准确率为 90.00%；分级速度约 3 个/s；该系统具有较高的分级准确率和较快的分级速度，能够满足苹果内部品质检测分级的需求。

表 7 苹果内部品质分级系统分级结果

Table 7 Grading results of apple internal quality grading system

等级	样本数/个	分级正确数/个	准确率/%
特级	3	3	100.00
一级	32	29	90.63
二级	5	4	80.00
总计	40	36	90.00

5 结 论

为满足果园产地苹果内部品质现场检测分级需求，本研究开发出苹果内部品质检测模块和分级模块，构成苹果内部品质检测分级系统。通过采集苹果漫透射光谱信息，根据内置的预测模型，实现苹果糖度和霉心检测，并根据本研究制定的分级标准进行分级。

采用此系统对苹果内部品质检测分级时，由于苹果物理属性差异造成的乘法散射效应，影响苹果内部品质检测，本研究提出一种基于乘法效应消除的光谱校正方法。为验证该方法的有效性，使用此系统采集苹果光谱信息，分别采用 MSC、SNV 和 MEE 算法对苹果光谱进行处理，建立糖度的 PLSR 模型和霉心病 PLS-DA 模型。结果表明，MEE 算法的建模效果最好，糖度校正集相关系数（R_c）、校正集均方根误差（RMSEC）、预测集相关系数（R_p）和预测集均方根误差（RMSEP）分别为 0.959、0.430%、0.929 和 0.592%；霉心病校正集和预测集的敏感性、特异性和准确率分别为 98.33%、96.67%、97.50%、100.00%、90.00% 和 95.00%。将建立的最佳预测模型导入系统进行分级试验，结果表明分级准确率为 90.00%，分级速度约 3 个/s。

综上所述，所提出的光谱校正方法，更加适用于苹果透射光谱校正；可移动式苹果内部品质果园产地分级系统结合所提出的光谱校正方法，可以精确检测苹果糖度和霉心病，并对苹果进行分级；该系统体积小、成本低、移动方便，可以满足果园产地复杂环境下现场检测分级需求。

参考文献：

[1] ZHANG Q, ZHOU B, LI M, et al. Multivariate analysis between meteorological factor and fruit quality of Fuji apple at different locations in China[J]. Journal of Integrative Agriculture, 2018, 17(6): 1338-1347.

[2] LI J, SUN D, CHENG J. Recent advances in nondestructive analytical techniques for determining the total soluble solids in fruits: A review[J]. Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety, 2016, 15 (5): 897-911.

[3] 秦楷, 陈刚, 张剑一, 等. 苹果霉心病光谱在线检测的摆放姿态及建模方法优化研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(11): 3405-3410.
QIN K, CHEN G, ZHANG J, et al. Optimization of fruit pose and modeling method for online spectral detection of apple moldy core[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41(11): 3405-3410.

[4] 李东博, 黄铝文, 赵旭博. 基于介电特征的苹果霉心

病检测方法[J]. 智慧农业(中英文), 2021, 3(4): 66-76.
LI D, HUANG L, ZHAO X. Detection method of apple mould core based on dielectric characteristics[J]. Smart Agriculture, 2021, 3(4): 66-76.
[5] 曹玉栋, 祁伟彦, 李娴, 等. 苹果无损检测和品质分级技术研究进展及展望[J]. 智慧农业, 2019, 1(3): 29-45.
CAO Y, QI W, LI X, et al. Research progress and prospect on non-destructive detectionand quality grading technology of apple[J]. Smart Agriculture, 2019, 1(3): 29-45.
[6] GUO Z, WANG M, AGYEKUM A, et al. Quantitative detection of apple watercore and soluble solids content by near infrared transmittance spectroscopy[J]. Journal of Food Engineering, 2020, 279: ID 109955.
[7] CORTES V, BLASCO J, ALEIXOS N, et al. Monitoring strategies for quality control of agricultural products using visible and near-infrared spectroscopy: A review[J]. Trends in Food Science & Technology, 2019, 85: 138-148.
[8] IBANEZ G, CEBOLLA-CORNEJO J, MARTI R, et al. Non-destructive determination of taste-related compounds in tomato using NIR spectra[J]. Journal of Food Engineering, 2019, 263: 237-242.
[9] 刘燕德, 胡宣, 朱明旺, 等. 近红外在线检测装置参数对苹果糖度模型适用性的影响[J]. 华南农业大学学报, 2022, 43(5): 108-114.
LIU Y, HU X, ZHU M, et al. Influence of NIR online inspection device parameters on the applicability of apple brix model[J]. Journal of South China Agricultural University, 2022, 43(5): 108-114.
[10] 郭志明, 黄文倩, 陈全胜, 等. 苹果腐心病的透射光谱在线检测系统设计及试验[J]. 农业工程学报, 2016, 32(6): 283-288.
GUO Z, HUANG W, CHEN Q, et al. Design and test of on-line detection system for apple core rot disease based on transmitted spectrum[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(6): 283-288.
[11] 王世芳, 崔广禄, 冯晓元, 等. 近红外光谱分析技术在苹果品质检测中的应用进展[J]. 食品安全质量检测学报, 2017, 8(12): 4602-4608.
WANG S, CUI G, FENG X, et al. Application progress of near infrared spectroscopy analysis technology for apple quality detection[J]. Journal of Food Safety and Quality, 2017, 8(12): 4602-4608.
[12] 李龙, 彭彦昆, 李永玉. 苹果内外品质在线无损检测分级系统设计与试验[J]. 农业工程学报, 2018, 34(9): 267-275.
LI L, PENG Y, LI Y, et al. Design and experiment on grading system for online non-destructive detection of internal and external quality of apple[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(9): 267-275.
[13] MIZUSHIMA A, LU R. Cost benefits analysis of in-field presorting for the apple industry[J]. Applied Engineering in Agriculture, 2011, 27(1): 33-40.
[14] ZHANG Z, POTHULA A, LU R. A review of bin filling technologies for apple harvest and postharvest handling[J]. Applied Engineering in Agriculture, 2018, 34 (4): 687-703.
[15] TIAN S, XU H. Nondestructive methods for the quality assessment of fruits and vegetables considering their physical and biological variability[J]. Food Engineering Reviews, 2022, 14: 380-407.
[16] XIA Y, FAN S, LI J, et al. Optimization and comparison of models for prediction of soluble solids content in apple by online Vis/NIR transmission coupled with diameter correction method[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2020, 201: ID 104017.
[17] DING C, SHI S, CHEN J, et al. Influence of surface curvature on light-based nondestructive measurement of stone fruit[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 121: 200-206.
[18] GOWEN A, O'DONNELL C, TAGHIZADEH M, et al. Hyperspectral imaging combined with principal component analysis for bruise damage detection on white mushrooms (*Agaricus bisporus*)[J]. Journal of Chemometrics, 2008, 22(3-4): 259-267.
[19] XIA Y, HUANG W, FAN S, et al. Effect of spectral measurement orientation on online prediction of soluble solids content of apple using Vis/NIR diffuse reflectance[J]. Infrared Physics & Technology, 2019, 97: 467-477.
[20] LI L, PENG Y, LI Y, et al. Rapid and low-cost detection of moldy apple core based on an optical sensor system[J]. Postharvest Biology and Technology, 2020, 168: ID 111276.
[21] ZHANG J, LIU S, YANG J, et al. Quantitative spectroscopic analysis of heterogeneous systems: Chemometric methods for the correction of multiplicative light scattering effects[J]. Reviews in Analytical Chemistry, 2013, 32(2): 113-125.
[22] TIAN S, ZHANG J, ZHANG Z, et al. Effective modification through transmission Vis/NIR spectra affected by fruit size to improve the prediction of moldy apple core[J]. Infrared Physics & Technology, 2019, 100: 117-124.
[23] CHENG J, SUN D. Partial least squares regression (PLSR) applied to NIR and HSI spectral data modeling to predict chemical properties of fish muscle[J]. Food Engineering Reviews, 2017, 9(1): 36-49.
[24] 王亚丽, 彭彦昆, 赵鑫龙, 等. 玉米种子活力逐粒无损检测与分级装置研究[J]. 农业机械学报, 2020, 51(2): 350-356.
WANG Y, PENG Y, ZHAO X, et al. Design and experiment of non-destructive testing and grading device for corn seed vigor[J]. Transactions of the CSAM, 2020, 51(2): 350-356.
[25] POREP J, KAMMERER D, CARLE R. On-line application of near infrared (NIR) spectroscopy in food production[J]. Trends in Food Science & Technology, 2015, 46(2): 211-230.
[26] 乔鑫, 彭彦昆, 王亚丽, 等. 手机联用的苹果糖度便携式检测装置设计与试验[J]. 农业机械学报, 2020, 51 (S2): 491-498.
QIAO X, PENG Y, WANG Y, et al. Design of portable device for testing sugar content of apples combined with mobile phones[J]. Transactions of the CSAM,

2020, 51(S2): 491-498.

[27] XIA Y, FAN S, TIAN X, et al. Multi-factor fusion models for soluble solid content detection in pear (*Pyrus bretschneideri 'Ya'*) using Vis/NIR online half-transmittance technique[J]. Infrared Physics & Technology, 2020, 110: ID 103443.

[28] 雷雨, 何东健, 周兆永, 等. 苹果霉心病可见/近红外透射能量光谱识别方法[J]. 农业机械学报, 2016, 47(4): 193-200.
LEI Y, HE D, ZHOU Z, et al. Detection of moldy core of apples based on visible/near infrared transmission energy spectroscopy[J]. Transactions of the CSAM, 2016, 47(4): 193-200.

[29] LI L, PENG Y, LI Y, et al. A new scattering correction method of different spectroscopic analysis for assessing complex mixtures[J]. Analytica Chimica Acta, 2019, 1087: 20-28.

[30] RINNAN A, VANDENBERG F, ENGELSEN S. Review of the most common pre-processing techniques for near-infrared spectra[J]. TrAC Trends in Analytical Chemistry, 2009, 28(10): 1201-1222.

[31] 张海辉, 田世杰, 马敏娟, 等. 考虑直径影响的苹果霉心病透射光谱修正及检测[J]. 农业机械学报, 2019, 50(1): 313-320.
ZHANG H, TIAN S, MA M, et al. Detection method of moldy core in apples using modified transmission spectrum based on size of fruit[J]. Transactions of the CSAM, 2019, 50(1): 313-320.

Development of Mobile Orchard Local Grading System of Apple Internal Quality

LI Yang[1,2], PENG Yankun[1,2*], LYU Decai[1,2], LI Yongyu[1,2], LIU Le[1,2], ZHU Yujie[1,2]

(1. *College of Engineering*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*;
2. *National R& D Center for Agro-processing Equipment*, *Beijing* 100083, *China*)

Abstract: The detecting and grading of the internal quality of apples is an effective means to increase the added value of apples, protect the health of residents, meet consumer demand and improve market competitiveness. Therefore, an apple internal quality detecting module and a grading module were developed in this research to constitute a movable apple internal quality orchard origin grading system, which could realize the detection of apple sugar content and apple moldy core in orchard origin and grading according to the set grading standard. Based on this system, a multiplicative effect elimination (MEE) based spectral correction method was proposed to eliminate the multiplicative effect caused by the differences in physical properties of apples and improve the internal quality detection accuracy. The method assumed that the multiplication coefficient in the spectrum was closely related to the spectral data at a certain wavelength, and divided the original spectrum by the data at this wavelength point to achieve the elimination of the multiplicative scattering effect of the spectrum. It also combined the idea of least-squares loss function to set the loss function to solve for the optimal multiplication coefficient point. To verify the validity of the method, after pre-processing the apple spectra with multiple scattering correction (MSC), standard normal variate transform (SNV), and MEE algorithms, the partial least squares regression (PLSR) prediction models for apple sugar content and partial least squares-discriminant analysis (PLS-DA) models for apple moldy core were developed, respectively. The results showed that the MEE algorithm had the best results compared to the MSC and SNV algorithms. The correlation coefficient of correction set (Rc), root mean square error of correction set (RMSEC), the correlation coefficient of prediction set (Rp), and root mean square error of prediction set (RMSEP) for sugar content were 0.959, 0.430%, 0.929, and 0.592%, respectively; the sensitivity, specificity, and accuracy of correction set and prediction set for moldy core were 98.33%, 96.67%, 97.50%, 100.00%, 90.00%, and 95.00%, respectively. The best prediction model established was imported into the system for grading tests, and the results showed that the grading correct rate of the system was 90.00% and the grading speed was 3 pcs/s. In summary, the proposed spectral correction method is more suitable for apple transmission spectral correction. The mobile orchard local grading system of apple internal quality combined with the proposed spectral correction method can accurately detect apple sugar content and apple moldy core. The system meets the demand for internal quality detecting and grading of apples in orchard production areas.

Key words: apple; internal quality; visible/near-infrared spectroscopy; spectral correction; nondestructive detecting; grading